6К

УДК 519.95

Ю.В. Кук, Е.И. Лаврикова
Институт кибернетики имени В.М. Глушкова НАН Украины, г. Киев, Украина
1913@i.com.ua

Управление интеллектуальным роботом в условиях помех

Разработана методика построения интеллектуальным роботом модели ситуации, в которой он находится. На основе построенной модели прогнозируется развитие ситуации с течением времени. Разработана также методика построения интеллектуальным роботом модели управления ситуацией, которая учитывает прогноз развития ситуации.

Введение

Одной из важнейших задач современной робототехники является задача управления интеллектуальным роботом в условиях помех. Рассмотрим, например, робота-охранника. Первый робот-охранник под названием MOSRO 1 (аббревиатура от (Mobile Security-Robot System)) был создан берлинской фирмой Robowatch Technologies в 2000 году. В этого сравнительно небольшого по размерам и весу робота (высота – 116 см, диаметр – 30 см, вес – 25 кг) встроено 240 сенсоров, которые могут отслеживать движение, наличие дыма и газа, также имеются в наличии микрофоны, камеры, средства коммуникации с центральным постом по радио, ISDN или GSM/GPRS-стандартам. Специально разработанная технология позволяет производить автономное инспектирование охраняемого помещения в течение 18 часов со скоростью 4 км/час, что сравнимо со скоростью передвижения обычного человека. MOSRO 1 определяет потенциальную опасность, такую, как дым, наличие газа, ненормальную разницу температур, движущиеся объекты в темноте или через стены без непосредственного участия человека. Робот может говорить на 24 языках посредством громкоговорителя. Если робот определил человека, попавшего в охраняемую зону, и идентификация отпечатка его пальца не выдает положительный результат, MOSRO 1 поднимает тревогу и передает необходимые данные на командный центр. Роботы-охранники – это не такая уже и бесполезная вещь. Они исключают так называемый человеческий фактор, при этом занимают мало места и при желании могут быть незаметными. Современные средства коммуникаций позволяют производить удаленное управление такими машинами и в будущем вполне возможен вариант активного внедрения подобных систем. Не стоит забывать и о другом факторе. Если преступник общается с роботом, то это несколько другой тип общения, нежели бы он встретился с человеком-охранником. Кстати, американская полиция уже вводит в практическое использование роботов-полицейских, которые оказались эффективными в борьбе с преступностью. Правда, как и MOSRO, они пока дорого стоят. Блок обработки сигналов, получаемых с датчиков робота, должен обеспечивать надежное распознавание полезных сигналов на фоне помех. Например, у роботов-охранников широко используются инфракрасные датчики. Для этих датчиков основными источниками помех являются источники тепла, климатические и холодильные установки, конвекционное движение воздуха, солнечная радиация и искусственные источники света,

электромагнитные помехи, радиопомехи от транспорта с электродвигателями, от электросварки, от линий электропередач, от мощных радиопередатчиков, электростатические разряды, сотрясения и вибрации, термическое напряжение линз, насекомые и мелкие животные. Выделение блоком обработки полезного сигнала на фоне помех основано на анализе параметров этого сигнала. Как известно, вследствие случайного характера полезных и шумовых сигналов наилучшими являются алгоритмы обработки, основанные на теории статистических решений.

Система управления роботом имеет следующую структуру. На нижнем, первом, уровне осуществляется управление непосредственно движением исполнительных механизмов робота. На втором уровне формируются сигналы управления. На этом уровне управление распределяется по всем исполнительным механизмам робота для осуществления требуемой элементарной операции. На третьем уровне осуществляется расчленение более крупной операции на элементарные операции и составляется последовательность их выполнений в соответствии с некоторым набором правил. Сигнал о необходимости выполнения каждой из элементарных операций поступает из третьего во второй уровень системы управления. Четвертый уровень управления реализуется в интеллектуальных роботах. Этот уровень необходим в тех случаях, когда заранее неизвестно, какую операцию нужно выполнить. Робот, исходя из окружающей ситуации, которая для него неизвестна и которая может изменяться, должен сам принять решение, какую операцию необходимо реализовать. Следовательно, четвертый уровень – это уровень выработки и принятий решения о необходимости выполнения той или иной операции в заранее неопределенных условиях. Принятое решение передается в третий уровень системы управления для реализации. В докладе рассматриваются роботы с четвертым уровнем управления. На этом уровне предлагается следующая процедура управления. Роботы строят математическую модель ситуации, в которой они находятся, и на основе этой модели синтезируют уравнения управления для получения управляющей информации. Эта информация затем используется для оптимального преобразования ими исходной ситуации в нужную целевую ситуацию.

Управление роботами включает следующие четыре стадии: обучение, запоминание программы, воспроизведение программы и отработку программы. Обучение робота осуществляет человек различными путями. Полученная в процессе обучения информация запоминается роботом в виде программы в течение заданного времени. Воспроизведение программы осуществляется путем считывания информации из устройства памяти и передачи управляющих сигналов к исполнительным механизмам робота. В интеллектуальных роботах возможно изменение записанной в памяти робота информации в соответствии с конкретной ситуацией. Отработка программы заключается в выполнении роботом рабочих операций по сигналам, переданным его исполнительным механизмом при воспроизведении программы.

Каждый уровень системы управления робота имеет обратные связи, по которым передается информация о состоянии и действии нижних уровней.

Цель работы и постановка задачи

Цель работы – разработать принцип управления роботом в условиях помех при преобразовании им исходной ситуации в некоторую целевую ситуацию, при этом сама ситуация может изменяться как в результате действий робота, так и в результате воздействия внешних факторов.

Разобьем эту цель работы на следующие подцели: 1) разработать методику построения интеллектуальным роботом модели ситуации, в которой он находится, 2) на основе построенной модели спрогнозировать развитие ситуации и 3) разработать методику построения интеллектуальным роботом модели управления ситуацией, которая должна учитывать прогноз развития ситуации. Модели должны строиться на основе данных, полученных роботом за некоторый промежуток времени наблюдения за ситуацией. Особенностью данных является то, что они искажены помехами внешней среды, при этом основные статистические характеристики помех известны.

Постановку задачи начнем с формального определения ситуации и статистического описания помех. Будем придерживаться определения ситуации, которое предложил В.П. Гладун в [1]. Ситуация рассматривается им как фрагмент среды. Среда определяется как тройка $\langle V, K, A\rangle$, где V – множество объектов, K – множество свойств, состояний и связей объектов из множества V, A – множество действий, которые можно выполнять с элементами множеств V и K. Под ситуацией понимается пара $\langle V_s, K_s\rangle$, где V_s и K_s – подмножества соответственно множеств V и K. Будем считать, что ситуация состоит из конечного числа объектов, свойства, состояния и связи между которыми описываются множеством переменных. Выделим следующие виды переменных. Переменные, описывающие ситуацию, и значения которых могут изменяться при действиях робота с целью преобразования им исходной ситуации в целевую ситуацию, будем называть ситуационными и обозначать – $(y_1,...,y_Q)$. Действия робота осуществляются под воздействием управляющих сигналов. Переменные, описывающие значения управляющих сигналов робота, называются управляющими – $(u_1,...,u_K)$. Пусть $\varepsilon_1..,\varepsilon_Q$, $\zeta_1,...,\varsigma_N$ – случайные возмущения, не зависящие от времени, и воздействующие соответственно на ситуационные и управляющие переменные. Без потери общности предположим, что случайные возмущения, воздействующие на ситуационные и управляющие переменные, имеют нулевые средние: $M\varepsilon_i = 0$, $i = 1,\ldots,Q$, $M\varsigma_k = 0$, $k = 1,\ldots,K$. Пусть известна ковариационная матрица R случайных ошибок $\varepsilon_1..,\varepsilon_Q$, $\zeta_1,...,\varsigma_N$:

$$R_i = \begin{pmatrix} \sigma^2(\varepsilon_1) & r(\varepsilon_1,\varepsilon_2) & ... & r(\varepsilon_1,\varsigma_N) \\ r(\varepsilon_2,\varepsilon_1) & \sigma^2(\varepsilon_2) & ... & r(\varepsilon_2,\varsigma_N) \\ ... & ... & ... & ... \\ r(\varsigma_N,\varepsilon_1) & r(\varsigma_N,\varepsilon_2) & ... & \sigma^2(\varsigma_N) \end{pmatrix}. \quad (1)$$

На диагонали этой матрицы стоят дисперсии возмущений. Будем предполагать, что значения всех рассматриваемых переменных наблюдались роботом в моменты времени $t = 1,\ldots,n$. Предположим, что в различные моменты времени возмущения между собой не коррелированны.

Задача состоит в том, чтобы разработать методику, согласно которой робот мог бы построить математическую модель ситуации, в которой он находятся, а затем на основе этой модели синтезировать уравнения управления для получения управляющей информации. Назначение этой информации – оптимальное преобразование роботом исходной ситуации в нужную целевую ситуацию.

С целью учета изменений, происходящих в ситуации при ее преобразовании роботом, в качестве модели выберем систему разностных уравнений, в левых частях которых стоят приращения ситуационных и управляющих переменных, а в правых – некоторые функции от ситуационных и управляющих переменных.

Решение поставленной задачи разобьем на три этапа. На первом этапе это решение состоит в построении по экспериментальным данным о наблюдаемых значениях переменных математической модели ситуации, которая бы учитывала искажающее воздействие случайных возмущений на эти переменные. Построив модель ситуации на основе экспериментальных данных, полученных за первые n тактов времени $t = 1,\dots,n$, можно на основе этой модели спрогнозировать значения ситуационных и управляющих переменных в следующий $n+1$ такт времени. Это – второй этап решения задачи. Получив прогнозные значения ситуационных и управляющих переменных в $n+1$ такт времени, строится так называемая модель управления ситуацией. Ее построение составляет третий этап решения задачи.

Модель ситуации

При построении модели ситуации будем использовать индуктивный подход [2]. В этом подходе будет заключаться его сходство с методом группового учета аргументов – МГУА, классическим методом построения моделей, разработанным А.Г. Ивахненко и его школой [3], [4]. Метод МГУА основан на переборе большого числа моделей. Это – или полный перебор всех возможных моделей, или неполный перебор большого числа моделей. В результате такого перебора находится модель, которая обеспечивает глобальный экстремум внешнего критерия оптимальности. В отличие от метода МГУА в основу нашего метода построения модели ситуации положим подход, позволяющий избежать большого перебора моделей. Он основан на следующем принципе: в модель данного порядка должны входить переменные, имеющие только значимые значения частного коэффициента корреляции соответственно с приращениями ситуационной или управляющей переменной, что значительно упрощает модель при сохранении ее корректности. Множество таких переменных получается с помощью аппарата бассейнов и имеет аналогию с эффективным множеством регрессоров в регрессионном анализе [5]. Из исходного принципа вытекает следующая особенность предлагаемого метода: перебор моделей в пределах множества полиномиальных моделей одного и того же порядка не производится: оптимальная модель данного порядка находится с помощью построения бассейна, а перебор осуществляется среди оптимальных моделей разных порядков, что позволяет резко сократить общий перебор всех моделей. Принцип отбора переменных, попадающих в бассейн, имеет аналогию с принципом включения переменных в шаговом регрессионном методе [5]. Однако оба метода используют разные статистические критерии проверки значимости переменных, причем применение шагового метода требует построения промежуточных моделей с использованием метода наименьших квадратов (МНК), который принципиально не применим в нашем случае, поскольку аргументы модели подвержены случайным возмущениям. Если использовать МНК, то получатся модели, не соответствующие истинным зависимостям между переменными.

В результате случайных возмущений наблюдаются не истинные значения переменных, а значения, отличающиеся от них на некоторую случайную величину. Будем обозначать фактические значения переменных, то есть такие, которые наблюдаются, – с волной, а истинные значения переменных – со штрихом. Тогда

$$\tilde{y}_1 = y'_1 + \varepsilon_1, \dots, \tilde{y}_Q = y'_Q + \varepsilon_Q,\ \tilde{u}_1 = u'_1 + \varsigma_1, \dots, \tilde{u}_K = u'_K + \varsigma_K . \qquad (2)$$

Задача состоит в построении по экспериментальным данным о наблюдаемых значениях переменных математической модели ситуации, которая бы учитывала искажающее воздействие случайных возмущений на эти переменные.

Пусть связь между приращениями ситуационных и управляющих переменных и значениями всех переменных, описывающих ситуацию, функциональна и описывается системой уравнений:

$$\frac{\Delta y_1'}{\Delta t} = f_1(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,\ \ldots\ldots\,,\ \frac{\Delta y_Q'}{\Delta t} = f_Q(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,$$
$$\frac{\Delta u_1'}{\Delta t} = f_{Q+1}(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,\ldots\ldots\,,\ \frac{\Delta u_K'}{\Delta t} = f_{Q+K}(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,. \qquad (3)$$

Чаще всего функции f_i, $i = 1,\ldots,Q$, в (3) неизвестны. Поэтому ищется их аппроксимация с помощью каких-нибудь простых математических функций. Под моделью ситуации будем понимать систему соотношений

$$\frac{\Delta y_1'}{\Delta t} = F_1(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,\ \ldots\ldots\,,\ \frac{\Delta y_Q'}{\Delta t} = F_Q(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,$$
$$\frac{\Delta u_1'}{\Delta t} = F_{Q+1}(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,,\ \ldots\ldots\,,\ \frac{\Delta u_K'}{\Delta t} = F_{Q+K}(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')\,, \qquad (4)$$

где $F_i(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')$ – аппроксимация неизвестной функции $f_i(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')$, $i = 1,\ldots,Q,Q+1,\ldots,Q+K$.

Ограничимся рассмотрением полиномиальных моделей. В полиномиальной модели k-го порядка функция $F_i(y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K')$ представляет собой отрезок ряда Тейлора до производных $k+1$-го порядка. Любую полиномиальную модель можно представить в виде линейной модели:

$$\frac{\Delta y_i'}{\Delta t} = b_{i,0} + \sum_{j=1}^{L_k} b_{i,j} z_j\,,\ i = 1,\ldots,Q\,,\ \frac{\Delta u_l'}{\Delta t} = b_{l,0} + \sum_{j=1}^{L_k} b_{l,j} z_j\,,\ l = 1,\ldots,K\,, \qquad (5)$$

где L_k – равно числу всех членов аппроксимирующего отрезка ряда Тейлора, содержащих переменные, z_j обозначает переменную либо произведение переменных для j-го такого члена, а $b_{i,j}$ – соответствующий коэффициент. Таким образом, изучение полиномиальных моделей сводится к изучению линейных моделей (5). В отличие от МГУА [3], в котором переменные модели находятся многорядной селекцией, или при малом их числе – полным перебором, множество переменных, входящих в модель (5), находится с помощью бассейнов.

Бассейн для переменной $\Delta y_i'$ представляет собой набор таких переменных из множества $y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K'$, которые имеют значимую связь с переменной $\Delta y_i'$. Аналогичным образом определяется бассейн для переменной $\Delta u_i'$. Для измерения связи между переменными будем использовать частные коэффициенты корреляции, которые измеряют статистическую связь между переменными, «очищенную» от опосредованного влияния других переменных. Под значимостью этой связи будем понимать значимость (с вероятностью ошибки α) значения частного коэффициента корреляции между ними [2]. Наилучшим множеством переменных для переменной $\Delta y_i'$ понимается набор таких переменных из множества $y_1',\ldots,y_Q',u_1',\ldots u_K'$, которые обладают следующими свойствами: 1) полнотой: все переменные, имеющие с заданной веро-

ятностью ошибки значимую связь с переменной $\Delta y_i'$, входят в это множество; 2) отсутствием избыточности: переменные, имеющие с заданной вероятностью ошибки незначимую связь с переменной $\Delta y_i'$, не входят в это множество. Аналогичным образом определяется наилучшее множество для переменной $\Delta u_i'$. Наилучшие множества для переменных $\Delta y_i'$ и $\Delta u_i'$ находятся путем построения бассейнов. Бассейном k-го порядка для переменной $\Delta y_i'$ назовем подмножество B ситуационных и управляющих переменных, а также всевозможных их произведений (с числом сомножителей не более k), включающее все переменные, которые имеют значимый (относительно множества B) частный выборочный коэффициент корреляции с $\Delta y_i'$. Аналогичным образом определяется бассейн k-го порядка для переменной $\Delta u_i'$.

Всегда существует бесконечное число функций, построенных по экспериментальным данным, которые можно взять в качестве модели для истинной зависимости между переменными. Поэтому возникает вопрос: как наилучшим образом использовать экспериментальные данные для получения в каком-то роде оптимальной модели и что под этим следует понимать. Оптимальной моделью для $\Delta y_i'$ назовем модель, построенную из переменных наилучшего множества, для которой сумма квадратов отклонений функции $F_i(y_1',\dots,y_Q',u_1',\dots u_K')$ от истинной функции $f_i(y_1',\dots,$ $y_Q',u_1',\dots u_K')$ минимальна по сравнению с другими моделями:

$$\min_{F_i}\sum_{t=1}^{n}[f_i(y_1',\dots,y_Q',u_1',\dots u_K')-F_i(y_1',\dots,y_Q',u_1',\dots u_K')]^2. \qquad (6)$$

Будем считать, что коэффициенты при переменных в выражении $F_i(y_1',\dots,$ $y_Q',u_1',\dots u_K')$ формулы (6), не вошедшие в бассейн B, равны нулю. Аналогичным образом определяется оптимальная модель для переменной $\Delta u_i'$. Рассмотрим методику построения оптимальной линейной модели для переменной $\Delta y_i'$. Пусть в бассейн первого порядка для $\Delta y_i'$ вошли следующие переменные: $y_{l1}',\dots,y_{l\nu}',u_{k1}',\dots,u_{kw}'$, которые составляют наилучшее множество переменных. Представим оптимальную линейную модель для переменной $\Delta y_i'$ в виде:

$$\frac{\Delta y_i'}{\Delta t}=b_{i,0}+b_{i,1}y_{l1}'+\dots+b_{i,\nu}y_{l\nu}'+b_{i,\nu+1}u_{k,1}'+\dots+b_{i,\nu+w}u_{k,w}', \qquad (7)$$

Найдем выражения для коэффициентов этой модели, чтобы выполнялось условие оптимальности модели. Для определения коэффициентов $b_{i,0},b_{i,1},\dots,b_{i,\nu+w}$ в регрессионных методах используется метод наименьших квадратов для наблюдаемых переменных, при котором минимизируется следующая сумма квадратов:

$$\sum_{t=1}^{n}\{\frac{\Delta\widetilde{y}_i}{\Delta t}-(b_0+b_{i,1}\widetilde{y}_{l1}+\dots+b_{i,\nu}\widetilde{y}_{l\nu}+b_{i,\nu+1}\widetilde{u}_{k1}\dots+b_{i,\nu+w}\widetilde{u}_{kw})\}^2. \qquad (8)$$

В случае, когда входные переменные подвержены случайным ошибкам, применение этого метода приводит к ошибочным моделям по сравнению с истинными зависимостями между переменными.

Поэтому коэффициенты модели (7) определяются не путем решения системы нормальных уравнений, которая получается в результате минимизации выше-

указанной суммы квадратов (8), а путем решения системы уравнений, которая получается в результате минимизации суммы квадратов (6):

$$\sum_{t=1}^{n}[\frac{\Delta y_i'}{\Delta t}-(b_{i,0}+b_{i,1}y_{l1}'+\ldots+b_{i,\nu}y_{l\nu}'+b_{i,\nu+1}u_{k1}'\ldots+b_{i,\nu+w}u_{kw}')]^2 . \qquad (9)$$

Представим выражение в квадратных скобках (9) через наблюдаемые переменные и ошибки по формулам (2). Получим

$$\begin{aligned}&\sum_{t=1}^{n}\{\frac{\tilde{y}_i(t+\Delta t)-\tilde{y}_i(t)-\varepsilon(t+\Delta t)+\varepsilon(t)}{\Delta t}-\\&-(b_{i,0}+b_{i,1}\tilde{y}_{l1}+\ldots+b_{i,\nu}\tilde{y}_{l\nu}+b_{i,\nu+1}\tilde{u}_{k1}\ldots+b_{i,\nu+w}\tilde{u}_{kw})-\\&-(b_{i,1}\varepsilon_{l1}+\ldots+b_{i,\nu}\varepsilon_{l\nu}+b_{i,\nu+1}\varsigma_{k1}\ldots+b_{i,\nu+w}\varsigma_{kw})\}^2 .\end{aligned} \qquad (10)$$

Так как коэффициенты $b_{i,0}, b_{i,1},..., b_{i,\nu+w}$ доставляют минимум (6), то они удовлетворяют системе уравнений, получаемой из выражения (10) путем его дифференцирования по каждому из коэффициентов $b_{i,0}, b_{i,1},..., b_{i,\nu+w}$ с последующим приравниванием производных к нулю. В полученной системе уравнений выборочные коэффициенты ковариаций ошибок заменим истинными коэффициентами ковариаций ошибок из матрицы (1), а выборочные средние заменим истинными средними, т.е. – нулями. В результате будем иметь следующую систему уравнений. Первое уравнение этой системы равно:

$$\frac{\Delta\bar{y}_i}{\Delta t}=b_{i,0}+b_{i,1}\bar{y}_{l1}+\ldots+b_{i,\nu}\bar{y}_{l\nu}+b_{i,\nu+1}\bar{u}_{k1}\ldots+b_{i,\nu+w}\bar{u}_{kw} , \qquad (11)$$

где $\bar{y}_i=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_i(t)$, $\bar{y}_{l1}=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l1}(t),\ldots,\bar{y}_{l\nu}=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l\nu}(t)$, ..., $\bar{u}_{kw}=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{u}_{kw}(t)$.

Второе уравнение системы имеет вид:

$$\begin{aligned}&\sum_{t=1}^{n}\frac{\Delta\tilde{y}_i}{\Delta t}\tilde{y}_{l1}=b_{i,0}+b_{i,1}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[\tilde{y}_{l1}(t)]^2-r(\varepsilon_{l,1},\varepsilon_{l,1})\}+\ldots\\&\ldots+b_{i,2}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l1}(t)\tilde{y}_{l2}(t)-r(\varepsilon_{l,1},\varepsilon_{l,2})\}+\ldots\\&\ldots+b_{i,\nu}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l1}(t)\tilde{y}_{l\nu}(t)-r(\varepsilon_{l,1},\varepsilon_{l,\nu})\}+\ldots\\&\ldots+b_{i,\nu+w}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l1}(t)\tilde{u}_{kw}(t)-r(\varepsilon_{l,1},\varsigma_{k,w})\} .\end{aligned} \qquad (12)$$

И, наконец, последнее уравнение равно:

$$\begin{aligned}&\sum_{t=1}^{n}\frac{\Delta\tilde{y}_i}{\Delta t}\tilde{u}_{k,w}=b_{i,0}+b_{i,1}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[\tilde{y}_{l,1}(t)\tilde{u}_{k,w}]-r(\varepsilon_{l,1},\varsigma_{k,w})\}+\\&+b_{i,2}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l,1}(t)\tilde{u}_{k,w}(t)-r(\varepsilon_{l,1},\varsigma_{k,w})\}+\ldots\\&\ldots+b_{i,\nu}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\tilde{y}_{l,\nu}(t)\tilde{u}_{k,w}-r(\varepsilon_{l,\nu},\varsigma_{k,w})\}+\ldots\\&\ldots+b_{i,\nu+w}\{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}[\tilde{u}_{k,w}(t)]^2-r(\varsigma_{k,w},\varsigma_{k,w})\} .\end{aligned} \qquad (13)$$

Неизвестные коэффициенты $b_{i,0}, b_{i,1}, ..., b_{i,\nu+\mu+w}$ легко находятся из (11) – (13) по правилу Крамера. Аналогичным образом строится оптимальная модель для переменной $\Delta u_i'$.

В силу (5) методика построения оптимальных полилинейных моделей для переменных $\Delta y_i'$ и $\Delta u_i'$ аналогична методике построения оптимальных линейных моделей, но уже с использованием бассейнов k-го порядка для переменных $\Delta y_i'$ и $\Delta u_i'$ с учетом не только ковариаций ошибок, но и их смешанных моментов более высокого порядка.

Модель управления ситуацией

Построив модель ситуации (7) на основе экспериментальных данных, полученных за первые n тактов времени $t = 1, \ldots, n$, можно на основе этой модели спрогнозировать значения ситуационных и управляющих переменных в следующий $n+1$ такт времени. Обозначим найденные таким образом прогнозные значения ситуационных и управляющих переменных соответственно через $y_{1,progn}(n+1), \ldots, y_{Q,progn}(n+1)$ и $u_{1,progn}(n+1), \ldots, u_{K,progn}(n+1)$. Модель ситуации (7) назовем прогнозирующей. Получив прогнозные значения ситуационных и управляющих переменных в $n+1$ такт времени, строится так называемая модель управления ситуацией. Ее построение аналогично предыдущей модели. Назначение этой модели найти оптимальные значения приращений управляющих переменных в $n+1$ такт времени. В отличие от прогнозирующей модели в этой модели в качестве дополнительных переменных используются ситуационные и управляющие переменные для момента времени $t = n+1$, а в качестве их значений при определении коэффициентов модели – прогнозные значения ситуационных и управляющих переменных в $n+1$ такт времени, полученных из модели ситуации. В модели управления ситуацией будем также учитывать предысторию ситуации, то есть значения ситуационных и управляющих воздействий за последние два или несколько тактов времени. Обозначим предпоследние два момента времени $t = n-1$, $t = n-2$. Пусть $\Delta t = 1$. Модель управления ситуацией – это система из K уравнений, которые будем также называть уравнениями управления. l-ое уравнение этой системы имеет следующий вид

$$\begin{gathered}\Delta u_l'(n) = b_{l,0}(n) + b_{l,1}y_1'(n) + \ldots + b_{l,Q}y_Q'(n) + \\ + b_{l,Q+1}u_1'(n) + \ldots + b_{l,Q+K}u_K'(n) + b_{l,Q+K+1}y_1'(n-1) + \ldots + b_{l,2Q+K}y_Q'(n-1) + \\ + b_{l,2Q+K+1}u_1'(n-1) + \ldots + b_{l,2Q+2K}u_K'(n-1) + b_{l,2Q+2K+1}y_1'(n-2) + \ldots + b_{l,3Q+2K}y_Q'(n-2) + \\ + b_{l,3Q+2K+1}u_1'(n-2) + \ldots + b_{l,3Q+3K}u_K'(n-2) + b_{l,3Q+3K+1}y_1'(n+1) + \ldots + b_{l,4Q+3K}y_Q'(n+1) + \\ + b_{l,4Q+3K+1}u_1'(n+1) + \ldots + b_{l,4Q+4K}u_K'(n+1), \ldots, l = 1, \ldots, K.\end{gathered} \tag{14}$$

Для всех переменных, фигурирующих в левой части (14), находятся частные коэффициенты корреляции с переменной $\Delta u_i'(n)$. После чего коэффициенты при переменных в левой части (14), имеющих незначимые частные коэффициенты корреляции с переменной $\Delta u_i'(n)$, обнуляются. Далее находятся значения оставшихся коэффициентов системы (14) аналогично тому, как это было проделано для системы уравнений (7). Коэффициенты находятся из уравнений, аналогичных (11), (12) и (13),

в которых используются прогнозные значения ситуационных и управляющих переменных $y_{1,progn}(n+1),\ldots,y_{Q,progn}(n+1)$, $u_{1,progn}(n+1),\ldots,u_{K,progn}(n+1)$ в $n+1$ такт времени. Определив коэффициенты уравнения (14), следующим шагом является нахождение оптимальных управляющих воздействий $u'_1(n+1),...,u'_K(n+1)$ в $n+1$-й такт времени. Задача облегчается тем, что уравнение (14) линейно относительно управляющих воздействий. Вследствие чего, управляющие воздействия за один такт времени имеют верхнюю и нижнюю границу по своей величине. Поэтому, используя полный перебор всевозможных максимальных и минимальных значений этих воздействий, можно выбрать требуемые управляющие воздействия $u'_1(n+1),...,u'_K(n+1)$, которые обеспечивали бы максимальное приближение ситуационных переменных к требуемым их значениям. В момент времени $t=n+1$ робот реализует эти воздействия, при этом ситуационные переменные принимают некоторые новые значения, поступающие на датчики робота. Таким образом, к моменту времени $t=n+2$ имеются новые экспериментальные данные о ситуационных и управляющих переменных. На основе этих данных и, используя прежние данные за период времени $t=2,\ldots,n$, строятся новые модели: прогнозирующая модель и модель управления ситуацией, аналогично проделанному выше. Такая процедура повторяется со сдвигом на один такт до тех пор, пока робот не преобразует исходную ситуацию в требуемую ситуацию. Для построения более точной прогнозирующей модели можно использовать ситуационные и управляющие переменные за последние два такта времени, каждая из которых выступает в роли самостоятельной переменной:

$$\begin{gathered}\Delta y'_i(n)=b_{i,0}(n)+b_{i,1}y'_1(n)+\ldots+b_{i,Q}y'_Q(n)+\\ +b_{i,Q+1}u'_1(n)+\ldots+b_{i,Q+K}u'_K(n)+b_{i,Q+K+1}y'_1(n-1)+\ldots+b_{i,2Q+K}y'_Q(n-1)+\\ +b_{i,2Q+K+1}u'_1(n-1)+\ldots+b_{i,2Q+2K}u'_K(n-1)+b_{i,2Q+2K+1}y'_1(n-2)+\ldots+b_{i,3Q+2K}y'_Q(n-2)+\\ +b_{i,3Q+2K+1}u'_1(n-2)+\ldots+b_{i,3Q+3K}u'_K(n-2),\quad i=1,\ldots,Q.\end{gathered}$$

$$\begin{gathered}\Delta u'_l(n)=b_{l,0}(n)+b_{l,1}y'_1(n)+\ldots+b_{l,Q}y'_Q(n)+\\ +b_{l,Q+1}u'_1(n)+\ldots+b_{l,Q+K}u'_K(n)+b_{l,Q+K+1}y'_1(n-1)+\ldots+b_{l,2Q+K}y'_Q(n-1)+\\ +b_{l,2Q+K+1}u'_1(n-1)+\ldots+b_{l,2Q+2K}u'_K(n-1)+b_{l,2Q+2K+1}y'_1(n-2)+\ldots+b_{l,3Q+2K}y'_Q(n-2)+\\ +b_{l,3Q+2K+1}u'_1(n-2)+\ldots+b_{l,3Q+3K}u'_K(n-2),\quad l=1,\ldots,K.\end{gathered}$$

В отличие от уравнений управления в прогнозирующей модели не используются управляющие переменные для будущего момента времени.

Выводы

В докладе предложена методика построения интеллектуальными роботами прогнозирующей модели ситуации, в которой они находится, а затем на ее основе синтезируются уравнения управления, которые описывают модель управления ситуацией. Модель ситуации строится роботом на основе данных, полученных им за некоторый промежуток времени наблюдения за ситуацией. Построенная модель ситуации позволяет правильно спрогнозировать изменение ситуационных переменных в последующий момент времени. Имея в своем распоряжении спрогнозиро-

ванные значения ситуационных и управляющих переменных, робот синтезирует линейные уравнения управления. На основе этих уравнений путем полного перебора максимальных и минимальных возможных значений управляющих воздействий за один такт времени робот находит для очередного момента времени значения оптимальных управляющих сигналов для исполнительных механизмов. Оптимальность понимается в том смысле, что обеспечивается максимальное приближение ситуационных переменных к требуемым их значениям. В результате действий робота изменяются значения ситуационных переменных в последующий момент времени. Эти измененные значения ситуационных переменных используются для построения новой модели ситуации в очередной момент времени. Процедура повторяется со сдвигом на один такт, пока робот не преобразует исходную ситуацию в требуемую ситуацию.

Литература

1. Гладун В.П. Планирование решений. – Киев: Наук. Думка, 1987. – 168 с.
2. Коваль В.Н., Кук Ю.В. Индуктивный поиск закономерностей в многопараметрических системах // Міжнародна конференція з індуктивного моделювання МКІМ. – 2002. – Львів: Державний НДІ інформаційної інфраструктури, 2002. – Т.1, Ч. 2. – С. 55-61.
3. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. – Киев: Техника, 1975. – 312 с.
4. Степашко В.С. Основи теорії МГУА як методу індуктивного моделювання // Міжнародна конференція з індуктивного моделювання. – Львів: Державний НДІ інформаційної інфраструктури, 2002. – Т.1, Ч. 1. – С. 16-23.
5. Вучков И., Бояджиева Л., Солаков Е. Прикладной линейный регрессионный анализ: Пер. с болг. – М.: Финансы и статистика, 1987. – 239 с.

Ю.В. Кук, О.І. Лаврікова

Керування інтелектуальними роботами в умовах перешкод

Розроблено методику побудови інтелектуальним роботом моделі ситуації, у якій він перебуває. На основі побудованої моделі прогнозується розвиток ситуації із часом. Розроблена також методика побудови інтелектуальним роботом моделі керування ситуацією, яка враховує прогноз розвитку ситуації

Yu.V. Kuk, He.I. Lavrikova

Control of the Intellectual Robot in Conditions of Interferences

The technique of construction is developed by the intellectual robot of model of a situation in which it is. On the basis of the constructed model development of a situation eventually is predicted. The technique of construction by the intellectual robot of model of management of a situation which considers the forecast of development of a situation is developed also.

Статья поступила в редакцию 10.07.2008.